

结合极值优化的多粒子群协同进化算法

葛 澎¹, 刘宏义²

(1 海军装备部 驻西安军事代表局, 陕西 西安 710054; 2 解放军边防学院, 陕西 西安 710108)

摘 要: 多粒子群协同进化算法是一种群智能算法, 具有智能性、通用性、并行性和全局搜索能力, 能够很好地解决全局寻优问题, 但其保持粒子多样性的机制和协同进化的机制有待做进一步的改进. 为了进一步提高多粒子群协同进化算法的寻优效率, 提出了一种结合极值优化的多粒子群协同进化算法, 它将多粒子群协同进化算法的全局搜索能力与极值优化算法的局部搜索能力进行了结合. 最后通过实验验证了该算法的有效性.

关键词: 多粒子群协同进化; 极值优化; 全局寻优

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)06-0176-04

A Multi-swarm Co-evolutionparticle Swarm Optimization Algorithm Combined with the Extremal Optimization Algorithm

GE Peng¹, LIU Hong-yi²

(1 Equipment Department of the Navy, Xi'an Military Representative Bureau, Xi'an 710054, China;

2 Border Defence Academy of P. L. A, Xi'an 710108, China)

Abstract: The multi-swarm co-evolution particle swarm optimization algorithm is an algorithm based on swarm intelligence, with intelligence, versatility, parallelism and global searching ability, can solve the problem of global optimization very well, however, mechanism to keep the diversity of particles and co-evolution mechanism need to be further improved. In order to further improve the optimization efficiency of the muti-swarm co-evolution particle swarm optimization algorithm, we propose a new muti-swarm co-evolution particle swarm optimization algorithm combined with the extreme optimization algorithm(MCPSEO), combine the global searching ability of the multi-swarm co-evolution particle swarm optimization algorithm and the local searching ability of the extreme optimization. Finally, the experimental results prove the effectiveness of the algorithm.

Key words: muti-swarm co-evolution; extreme optimization; global optimization

1 引言

标准粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)中种群粒子共享信息, 反映的是一个种群中个体之间的合作关系, 它的收敛速度和收敛精度不能满足需求, 存在过早收敛和陷入局部最优的缺陷. 自然界中除了种群内部的信息共享, 不同种群间也会有信息交流, 这就是所谓的协同进化的思想. 为了提高搜索效率和搜索精度, 有学者受协同进化的启发, 提出了一种新的粒子群优化算法, 称之为多粒子群协同进化算法. 多粒子群协同进化算法把原

本的一个种群划分为若干个子群, 每个子群代表待求解问题的一个子目标, 子群在独立进化的同时基于信息迁移和知识共享协同进化. 多粒子群协同进化算法能够保持种群的多样性, 提高搜索效率和搜索精度, 产生更好的解.

2 研究现状

至今已有许多国内外学者对协同进化理论进行了广泛深入的研究. 例如, Shi 和 Krohling^[1]提出了基于两个 PSO 协同进化的极值求解算法. Ashraf M. Abdelbar, Sherif Ragab 和 Sara Mitri^[2]提出了

将协同进化粒子群优化算法应用到古埃及的一种对弈游戏中. Mohammed El-Abd 和 Mohamed Kamel^[3]在他们的论文中指出了两个相互合作的粒子群之间如何进行信息迁移和知识共享. J. J. Liang 和 P. N. Suganthan^[4]提出了一种动态多微粒群优化算法. Bergh^[5]等人提出了一种称之为 CPSO_S 的算法,它是把一个问题划分为若干个子问题,每个子问题使用一个粒子群来进化,所有子问题的解的合集就是原问题的解. Baskar^[6]等人提出了一种混合协同多粒子群算法.

多粒子群协同进化算法得到了一定程度的发展,但是其中保持粒子多样性的机制和协同进化的机制有待做进一步的改进,如何寻求收敛速度和收敛精度的平衡是一个值得深入探索的问题.

3 极值优化算法

极值优化算法(Extreme Optimization, EO)是一种通用的启发式算法^[7],是由 Boettcher 和 Percus 在首届遗传与进化计算会议上提出来的,它的思想来源于自组织临界理论^[8]和 Bak-Sneppen^[1]生物演化模型.它不断地更新粒子,同时替换其中最差的,最终使系统达到一个临界状态.在这个过程中所有的粒子共同进化,解不断得到改善,最后就能够得到最优解.

EO 算法表现出了许多特点,包括具有极强的局部搜索能力、准平衡性等.

EO 算法的具体实现步骤如图 1 所示.

(1) 随机初始化一个问题的多个解 $S = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$, 初始化 $i = 0$.

(2) 令 $i = i + 1$, 对 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ 执行以下操作:

① 初始化 $j = 0$;

② 令 $X'_i = X_i, j = j + 1$, 对 X'_i 的分量 $x_{ij} (j = 1, 2, \dots, n)$ 按一定概率分布 $F(x_{ij})$ 进行随机扰动, 产生新的 x'_{ij} , 并令 $x_{ij} = x'_{ij}$;

③ 计算 X'_i 的适应值, 并与 X_i 的适应值进行比较, 如果 X'_i 的适应值优于 X_i , 令 $X_i = X'_i$;

④ 如果 $j < n$, 转到 ②, 否则转到步骤(3).

(3) 如果 $i = m$, 结束循环, 输出 S 中最优的一个解, 否则转到步骤 2 继续执行.

在 EO 算法中, 对于其中的扰动操作算子, 本文采用的是混合柯西高斯扰动算子. 有研究表明柯西扰动比高斯扰动能更快地找到全局最优, 因为柯西扰动属于粗粒度扰动, 也就是扰动步长大, 而高斯扰

动属于细粒度扰动, 扰动步长小. 这说明柯西扰动擅长粗粒度搜索, 而高斯扰动擅长细粒度搜索. 那么, 在当前解远离全局最优时采用柯西扰动, 进行粗粒度搜索, 而当前解在全局最优的附近时改用高斯扰动, 进行细粒度搜索, 这就是所谓的混合柯西高斯扰动. 这种扰动方法是根据每次扰动后的结果自动选择下一次的扰动方式, 不需要人工干预. 预设次数通常设置为 2~4, 避免了太多的柯西扰动易使算法过早收敛或是太多的高斯扰动使得搜索时间过长的问

题.

柯西扰动公式如下所示:

$$x_{ij}' = x_{ij} + \delta_{ij} \quad (1)$$

式中, δ_{ij} 是参数为 1 的柯西随机数.

高斯扰动公式如下所示:

$$x_{ij}' = x_{ij} + N_j(0, 1) \quad (2)$$

式中, $N_j(0, 1)$ 是均值为 0, 方差为 1 的高斯随机数.

4 结合极值优化的多粒子群协同进化算法

EO 算法具有极强的局部搜索能力, 将它引入到多粒子群协同进化算法中, 就形成了结合极值优化的多粒子群协同进化算法(MCPSOEO). 该算法的思路是, 采用两个粒子群, 共享最佳位置.

MCPSOEO 算法的具体步骤如图 1 所示.

(1) 随机初始化种群 I 和种群 II 的位置和速度, 令迭代次数 $t = 0$.

(2) 在种群 I 和种群 II 上, 分别独立地执行 IPSO, 比较它们的适应值.

(3) 当迭代次数是 INum 的整数倍时, 执行步骤(4), 否则执行步骤(7).

(4) 对种群 I 和种群 II 分别执行 EO 算法.

(5) 计算粒子的适应值, 计算得到最佳粒子.

(6) 共享两个种群较优的 gbest.

(7) 如果条件满足, 输出结果.

5 实验及分析

为了验证算法的有效性, 我们对 MCPSOEO 算法进行了测试, 与标准粒子群算法(PSO)、基于扰动的改进型粒子群算法(IPSO)和主从模型 COM_MCPSO^[9]算法的实验结果进行了对比. 所有的算法运行在相同的硬件平台(Intel Pentium (R) 处理器, 2.66 GHz CPU, 512 MB 内存)及相同的软件平台(Matlab R7.0). 测试函数分别为 Michalewicz 函数、Schwefel 函数、Rosenbrock 函数和 Griewangk 函数, 初始化范围分别为 $(0, \pi)$ 、 $(-500, 500)$ 、

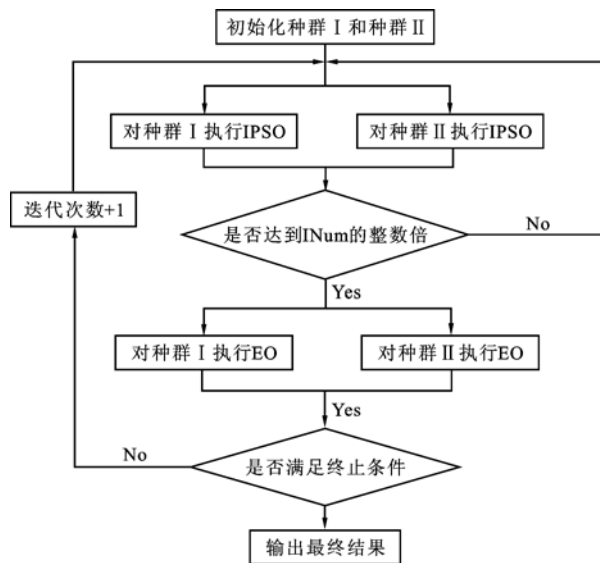


图1 MCPSOEO 算法流程图

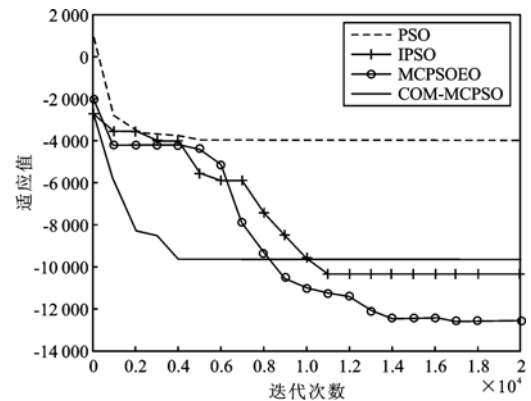
(-2.048, 2.048) 和 (-600, 600), 参数设置为: 种群大小分别为 10、30、30、30, 种群维数分别为 10、30、30、30, 最大迭代次数分别为 20 000、20 000、100 000、20 000, 引入 EO 的次数分别为 20、1、1、100. 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 惯性权重 w 由 0.9 线性递减至 0.4. IPSO 中的扰动因子 $\alpha = 0.5$. 在混合高斯柯西扰动中, 柯西扰动次数和高斯扰动次数为 $Cnum = Gnum = 3$. 全局最优的精度设置为 10^{-3} . 每个算法被独立执行 20 次. 设 F 为算法寻找的结果, F^* 为函数理论最优值, 在最优值非 0 情况下, 若 $|F^* - F|/F^* < 1E-3$ 则视为算法寻优成功; 在最优值为 0 的情况下, $|F^* - F| < 1E-3$ 视为算法寻优成功, 否则视为失败. 寻优成功率、最佳适应值、最差适应值在后面的表格中有陈列.

Michalewicz 函数是一个连续非凸多峰测试函数, 从图 2(a) 和表 1 我们可以看出, MCPSOEO 达到了一个较为满意的结果, 而 PSO 和 IPSO 在解的质量方面都差强人意, COM-MCPSO 虽然收敛较快, 但陷入了局部最优.

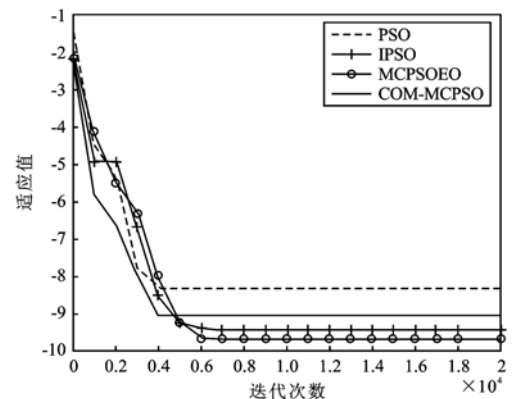
表1 Michalewicz ($F_1^* = -9.66$) 函数测试对比结果

Algorithm	Success Rate	Best	Worst
PSO	0	-9.53	-6.56
IPSO	0	-9.59	-7.01
COM-MCPSO	0	-9.21	-8.36
MCPSOEO	100	-9.66	-9.65

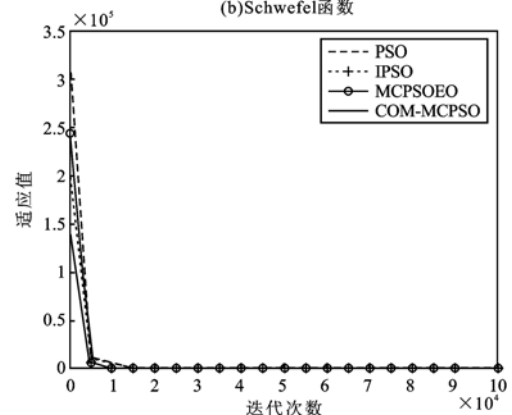
Schwefel 函数是一个高维多峰函数, 它的全局最优在几何空间分布甚远, 它的全局次优靠近最优, 具有欺骗性, 因此许多优化算法都容易陷入到局部



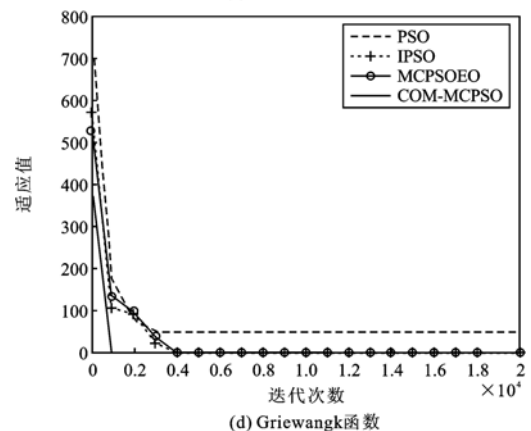
(a) Michalewicz 函数



(b) Schwefel 函数



(c) Rosenbrock 函数



(d) Griewangk 函数

图2 四种标准测试函数结果图

最优. 由图 2(b) 和表 2 可以看出, MCPSOEO 实现

了强大的逃离局部最优的能力,并以 100% 的概率收敛于全局最优,而 PSO,IPSO,COM-MCPSO 都没有成功找到,虽然他们的收敛速度比较快。

表 2 Schewefel ($F_2^* = -12\ 569.5$) 函数测试对比结果

Algorithm	Success Rate	Best	Worst
PSO	0	-110 907.8	-6 716.71
IPSO	0	-10 674.45	-9 391.32
COM-MCPSO	0	-11 386.38	-9 837.51
MCPSOEO	100	-12 569.49	-12 569.49

Rosenbrock 函数是一个单峰函数,各变量之间有很强的耦合性,全局最优解位于一个狭长的抛物线状的山谷形区域,该山谷形区域很容易到达,但要收敛到全局最优非常困难。由表 3 可以看出只有 MCPSOEO 以 100% 的成功率找到全局最优。

表 3 Rosenbrock ($F_3^* = 0$) 函数测试对比结果

Algorithm	Success Rate	Best	Worst
PSO	0	24.84	3 042.93
IPSO	0	1.00E-4	16.01
COM-MCPSO	90	6.85E-4	1.03 E-2
MCPSOEO	100	9.45E-4	1.07E-3

Griewangk 函数是一个多峰函数,拥有许多的空间相隔很远的局部极小。由图 2(d)和表 4 可以看出,MCPSOEO 和 COM-MCPSO 都能较快的收敛到全局最优,传统的 IPSO 次之,PSO 虽然拥有较快的收敛速度,但是没有达到全局最优。

表 4 Griewangk ($F_4^* = 0$) 函数测试对比结果

Algorithm	Success Rate	Best	Worst
PSO	0	0.94	1.06
IPSO	0	8.03E-4	0.02
COM-MCPSO	100	0.00	0.00
MCPSOEO	100	3.12E-4	1.61E-5

由实验结果可以看出,MCPSOEO 算法具有很好的鲁棒性,总能找到全局最优,收敛速度和精度都很好,在全局寻优方面的表现比 PSO 算法、IPSO 算法和 COM-MCPSO 算法都好。

6 结束语

本文将多粒子群协同进化算法的全局搜索能力与极值优化算法的局部搜索能力相结合,提出了一种结合极值优化的多粒子群协同进化算法。通过与 PSO 算法、IPSO 算法和 COM-MCPSO 算法的对比

实验,说明本文方法在全局寻优方面具有很好的表现,是一种值得推广的优化算法。

参考文献:

- [1] Y Shi, R Krohling. Co-evolutionary particle swarm optimization to solving min-max problem[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation, Honolulu, Hawaii;IEEE,2002;1682-1687.
- [2] Asmara, R A Krohling, F Hoffmann. Parameter tuning of a computed-torque controller for a 5 degree of freedom robot arm using co-evolutionary particle swarm optimization[C]// Proceedings of 2005 IEEE Conference on Swarm Intelligence Symposium. [s. l.];IEEE,2005;162-168.
- [3] A M Abdelbar, S Ragab, S Mitri. Applying co-evolutionary particle swarm optimization to the egyptian board game seega[C]// Proceedings of 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Canberra, Australia;IEEE,2004; 244-248.
- [4] Mohammed El-Abd, Mohamed Kamel. Information exchange in multiple cooperating swarms[C]// Proceedings of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation, [s. l.];IEEE,2005;269-270.
- [5] J J Liang, Suganthan P N. Dynamic multi-swarm particle swarm optimizer[C]// Proceedings of 2005 IEEE Conference on Swarm Intelligence Symposium. [s. l.];IEEE, 2005;124-129.
- [6] F van den Bergh. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3):225-239.
- [7] Mendes R, Kennedy J. The full informed particle swarm: simpler, maybe better[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3):204-210.
- [8] R C Eberhart, J. Kennedy. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proc Sixth International Symposium on Micro machine and Human Science. MagoYa;IEEE,1995;39-43.
- [9] X Yao, Y Liu, G Lin. Evolutionary programming made faster[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,1999(3):82-102.

作者简介:

葛 澎 男,(1968-),高级工程师。研究方向为计算机测控、网络安全。

刘宏义 男,(1972-),副教授。研究方向为作战仿真与虚拟现实。